Télédétection, 2003, vol. 3, n° 2-3-4, p. 323–335
Droit de photocopie soumis à l'autorisation

© 2003 CONTEMPORARY PUBLISHING INTERNATIONAL
Publié sous l'enseigne *Éditions scientifiques GB*
Imprimé en France

COMPRESSION DES IMAGES DE TÉLÉDÉTECTION

ABRAM POINTET[1], RÉGIS CALOZ [*,2] et MARC RIEDO

Laboratoire de systèmes d'information géographique
Faculté d'environnement naturel architectural et construit
École polytechnique fédérale de Lausanne
CH-1015 Lausanne, Suisse.
Téléphone : +41 21 693 5787
Courriel [(1,2)] : abram.pointet@epfl.ch ; regis.caloz@epfl.ch

(soumis le 29 février 2002 ; révisé le 22 avril 2002 ; accepté le 11 mars 2003)

Les technologies actuelles en matière d'acquisition d'images aériennes ou satellitaires et de modèles numériques d'altitude permettent d'atteindre des résolutions de l'ordre du mètre, générant ainsi des volumes considérables de données à gérer, à traiter et à emmagasiner. Les gains thématique et géométrique qu'offrent de telles données posent en revanche des problèmes lors de leur manipulation. Les techniques de compression et de décompression de l'information, qu'elles soient appliquées avec ou sans perte, permettent de réduire les volumes et d'accéder uniquement à l'information pertinente, allégeant ainsi les transferts de données et autorisant leur accès à distance, par exemple par Internet.

Les algorithmes de compression traditionnels ne permettant plus d'atteindre des performances suffisantes en matière de réduction des volumes d'information, de nouveaux algorithmes notamment basés sur la décomposition en ondelettes ont vu le jour. Ils offrent des solutions bien adaptées à la gestion des gros volumes pour une perte d'information négligeable pour les domaines de la télédétection et des systèmes d'information géographique.

Dans cet article, on présente une synthèse des besoins actuels et des solutions proposées pour la compression de l'information au moyen des transformées en ondelettes. Puis, s'appuyant sur un cas réel de compression d'image aérienne, nous présentons une analyse comparative des résultats obtenus par différents algorithmes de compression, sélectionnés parmi les standards du marché. L'évaluation de leurs performances, en référence à la qualité visuelle de l'image résultante, est réalisée en recourant à deux catégories de critères. La première comprend les critères statistiques objectifs d'évaluation, dont font partie le biais, la corrélation, l'entropie ou l'erreur quadratique moyenne. La seconde catégorie se réfère à des critères subjectifs basés sur l'analyse visuelle de l'image. Cette double approche assure une évaluation satisfaisante des performances des différents algorithmes choisis.

Les résultats obtenus confirment les limites vite atteintes des algorithmes standards tel que JPEG. Ceux-ci ne permettent guère des compressions acceptables au-delà d'un taux de 3 fois et induisent une perte de qualité notable au-delà de 20 fois. Les algorithmes de compression par ondelettes permettent d'atteindre des taux bien supérieurs, de l'ordre de 20 à 30 fois, suivant le type d'image. La qualité visuelle reste acceptable pour des taux encore supérieurs. Les nouvelles approches basées sur l'analyse de la perception humaine (*Human Vision System*) produisent, elles, des images compressées de l'ordre de 70 à 100 fois tout en conservant une qualité visuelle comparable à l'image originale. Les résultats obtenus par analyse quantitative de la perte de qualité corroborent les résultats produits par l'analyse subjective.

Mots-clefs : *compression d'image ; décomposition d'image ; ondelettes ; très haute résolution.*

COMPRESSION OF REMOTE SENSING IMAGES

The emerging remote sensing technologies now offer very high resolution data (< 10 m). The corresponding thematic and geometrical gain induces a significant increase in data volume to be managed, treated and manipulated. The image decomposition and lossy as well as lossless compression algorithms allow to reduce the data volume and a targeted remote access to the information. This results in a decrease of data amount to be transferred, for example through the Internet. The currently used compression algorithms are no more efficient to reduce the size of data files. Considering this, new theories of information compression were developed, like the wavelet decomposition and compression. These solutions, currently provided to the remote sensing community are more or less adapted to the management of large data files without significant losses of information.

The present paper gives an overview of the current needs and solutions to the problem of large data amount transfer and management. The comparison of available algorithms is made through the compression of one aerial photography subset (0,5 m resolution). The comparison is based on
quantitative indicators of quality stability (objective approach) and on subjective approach by visual assessment. This double approach ensures a satisfying assessment of the selected algorithms efficiency.

The quantitative and qualitative results confirm the mentioned limitation of the current algorithms (JPEG Std) in their task of large image compression. Allowed compression rates can hardly overhang the limit of 3 times to maintain an acceptable visual quality. At a compression rate of 20 times, the quality losses are clearly visible. The wavelet based solutions allow to reach higher compression rates (20-30 times) without significant losses. The new generation of algorithms based on wavelet decomposition and human perception (Human Vision System) authorises higher compression rates (70-100 times) without significant visual quality loss. The quantitative results obtained corroborate the qualitative results.

Keywords : *Image compression ; image decomposition ; wavelet ; very high resolution.*

---

[*] Correspondant principal

1. INTRODUCTION

Les technologies actuelles d'acquisition d'information de télédétection sont à l'origine de l'augmentation importante des volumes de données à gérer, à emmagasiner, à traiter et à transférer. Ceux-ci proviennent de l'amélioration sensible des résolutions spatiales et spectrales offertes par les radiomètres imageurs de nouvelle génération. Les images ou les photographies aériennes actuelles atteignent des résolutions spatiales de l'ordre de 10 cm ; elles s'élèvent à un mètre, voire à un demi-mètre pour les images satellitaires à très haute résolution (IKONOS et QUICKBIRD), pour un nombre de bandes spectrales toujours croissant. L'augmentation des volumes ainsi produits pose de sérieux problèmes de gestion et de partage de l'information.

À titre d'exemple, les volumes de données acquises par imagerie aérienne (0,5 m) et par laser (1 m) pour la totalité du territoire suisse (~ 40 000 km^2) correspondent à plus de 7 Terrabytes, soit une pile de CD-ROM de plus de 130 m de hauteur.

Les besoins actuels et les attentes en matière de partage de l'information et d'accès à celle-ci croissent de manière significative. Nous en voulons pour preuve le nombre toujours plus important de services interactifs de distribution d'images de télédétection sur Internet. Le transfert d'information est contraint de répondre à des exigences toujours plus aiguës en matière de rapidité, de facilité d'accès et de limitation des coûts. L'emmagasinage de l'information accroît le nombre de problèmes résultant de la gestion et du partage de tels volumes d'information.

Bon nombre de travaux ont été réalisés dans le domaine de la compression d'information spectrale et plus précisément en télédétection. Hormis les études nombreuses portant sur des images radar, lesquelles ne font pas l'objet du présent article, plusieurs auteurs traitent de la compression et de la transmission d'images multibandes.

L'utilisation potentielle de l'image relève de deux approches : l'interprétation visuelle et l'analyse à des fins quantitatives. La première est de nature subjective dans la mesure où elle repose sur notre système psychosensoriel. La deuxième concerne l'exploitation de l'image à des fins de mesure et d'analyse de paramètres physiques, chimiques ou biologiques. Elle s'effectue en règle générale par calibration de l'information spectrale; dans ce cas, la préservation de la valeur numérique des luminances apparaît indispensable. Cette approche est dite objective. Ces deux approches dictent les grandes lignes des exigences à adopter face au maintien de l'intégralité ou de la perte d'une partie de l'information lors de son transfert ou de son emmagasinage.

En effet, l'approche subjective de l'image autorise des pertes d'information lors de la manipulation de l'information pour autant qu'elle n'affecte pas la qualité visuelle de l'image de manière perceptible pour l'utilisateur. À l'inverse, une approche objective de l'image exige a priori la conservation de l'intégralité de l'information sous sa forme originale. Néanmoins, certaines applications spécifiques autorisent tout de même un minimum de pertes. L'analyste prend garde de ne pas créer une situation qui porterait préjudice aux résultats des traitements. Tel est le cas notamment de l'exploitation d'images dans la gestion à court terme de catastrophes naturelles. Dans cette situation, les temps de transfert de l'information doivent être les plus courts possible tout en conservant un niveau informatif acceptable. Un compromis reste à trouver entre les impératifs de fidélité, de qualité de l'information et de rapidité de transfert. Les diverses méthodes actuelles de décomposition et de compression de l'information apportent une réponse à ces besoins.

Dans le présent article, on dresse un inventaire des différentes techniques actuelles d'accès à l'information et de sa compression. Une analyse critique de leurs performances et de leurs applications potentielles est ensuite présentée. Celle-ci porte à la fois sur l'approche qualitative, par examen des pertes de qualité visuelle, et quantitative, par le calcul d'indicateurs statistiques se référant à l'image. L'ensemble des traitements est effectué sur une imagette (1 000 / 1 000 pixels) extraite d'une photographie numérique aérienne (SwissImage) en vraie couleur présentant une résolution spatiale de 0,5 m (figure 1). Le choix d'une image agricole et de forêt est motivé par les implications actuelles des auteurs. Considérant l'effet du type de couverture du sol sur l'hétérogénéité spectrale observée dans l'image, la compression d'image ne présentera pas forcément des résultats similaires pour d'autres types de couverture du sol, on pense notamment aux zones urbaines.

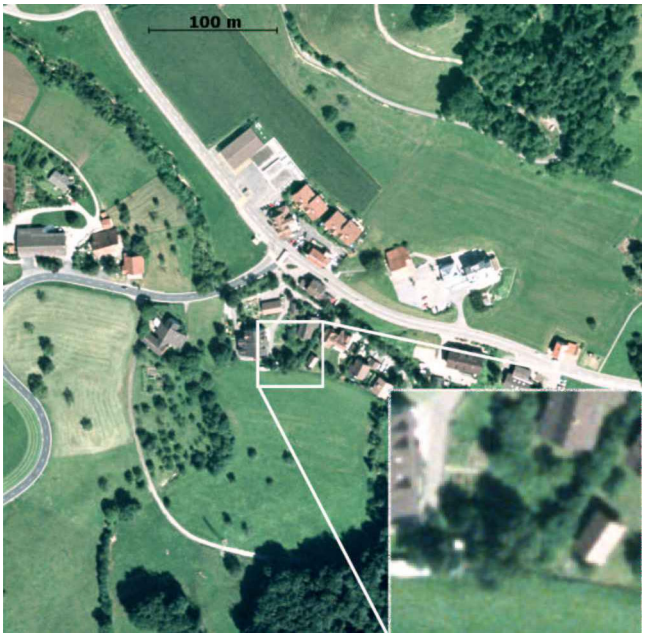


FIGURE 1 Imagette test originale (1 000 / 1 000 pixels), extraite d'une image aérienne en vraie couleur (SwissImage) à la résolution de 0,5 m. *Original test image (1 000 / 1 000 pixels), subset of a true color aerial photography with a resolution of 0,5 m.*

2. MÉTHODOLOGIE

2.1. Décomposition de l'information

Une des caractéristiques principales de l'accès et du transfert d'information étant la rapidité, il y a lieu de repenser ces mécanismes avant tout processus de compression. Les modes doivent permettre un accès ciblé à l'information, de sorte que seule l'information pertinente pour une échelle et une région d'intérêt données soit transférée vers l'utilisateur (Mareboyana, 2000 ; Benazza-Benyahia, 2001). Il est ainsi possible de limiter les volumes d'information à gérer et, de ce fait, de réduire le temps et les coûts consécutifs.

La décomposition multi-échelle de l'image offre de bonnes solutions dans ce sens. C'est notamment le cas de la décomposition en fréquences de l'image au moyen d'opérateurs mathématiques tels que les ondelettes (Mallat, 1989 ; Moulin, 2000 ; Mareboyana, 2000 ; Caloz et Collet, 2001).

L'ondelette est une fonction analysante basée sur une fenêtre mobile dont la taille varie en fonction de la fréquence en présence. Une contraction de la taille de la fenêtre d'analyse est appliquée sous l'effet d'une augmentation de la fréquence en présence. Cela rend ainsi compte des variations rapides du signal. À l'inverse, la fenêtre d'analyse subit une dilatation sous l'effet d'une diminution de la fréquence. Sur la figure 2, on présente les composantes d'une telle fonction appartenant à l'une des familles d'ondelettes de Daubechies (1992). Une fonction d'échelle est associée à l'ondelette et permet de définir les opérateurs nécessaires à la décomposition de l'information en approximations, résultat de la généralisation de l'information et, en détail, information résiduelle écartée lors de la généralisation.

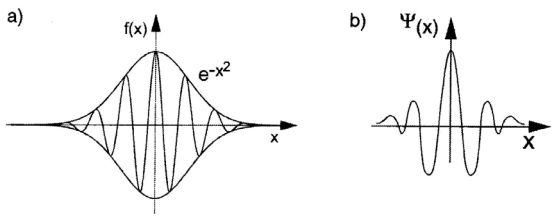


FIGURE 2 Fonction analysante. *a)* de la transformée de Fourier à fenêtre glissante, *b)* ondelette de Morlet. *Analysis function.* a) *Moving Window Fourier Transform function,* b) *Morlet Wavelet function.*

L'algorithme de Mallat, basé sur une transformée en ondelettes et la fonction d'échelle associée, consiste en une décomposition pyramidale et réversible d'une image en un jeu de quatre sous-images correspondant à une image de décomposition en basses fréquences (LL) et à trois images de décomposition en hautes fréquences

selon les directions horizontale (LH), verticale (HL) et diagonale (HH). La décomposition s'appuie sur les filtres passe-haut et passe-bas discrets déduits de l'ondelette et de la fonction d'échelle associées. La sous-image de basses fréquences ainsi générée contient la majorité de l'information inhérente à l'image originale et peut à son tour être décomposée afin d'atteindre un pas supplémentaire de décomposition. Sur la figure 3, on illustre ce processus réalisé pour trois pas de décomposition. La décomposition d'image en sous-images de basses et hautes fréquences permet un accès ciblé et progressif à l'information par recomposition sans perte du niveau de détail et de l'étendue requis par l'utilisateur (figure 4). Cette approche sera reprise par certaines méthodes de compression dites par ondelettes (section 2.2.2.) en particulier lors de la transformation de l'information contenue dans l'image sous une forme plus compressible. Le lecteur désireux de connaître les développements mathématiques sous-jacents est invité à consulter la littérature spécialisée (Mallat, 1989 ; Cohen, 1992 ; Daubechies, 1992 ; Caloz et Collet, 2001).

2.2. Processus de compression - décompression

Le processus global de compression-décompression d'image passe par une suite d'étapes de transformation et de conversion de l'information originale sous une forme plus adaptée à sa compression par encodage (Karam, 2000). Sur la figure 5, on présente le processus général couvrant un cycle conventionnel de compression-décompression. L'opération est réalisée soit sans perte, soit avec perte d'information. La compression sans perte conserve l'intégralité de l'information initiale. Toutefois, le caractère réversible de ce type de compression limite les taux de compression à des facteurs de 2 ou 3 fois. La compression avec pertes permet d'atteindre des taux de compression bien plus élevés (de 10 à 100 fois) en fonction du niveau de qualité de l'information accepté par rapport à l'image initiale et le type de compression adopté. Le type d'image ainsi que les contraintes d'utilisation de l'information orientent le choix d'un type de compression plutôt qu'un autre. Davantage de détails sont formulés à la section 2.2.1.

La première étape du processus est la transformation de l'information initiale en une forme plus compressible à l'aide de transformées choisies pour leur réversibilité. Cette propriété est rendue possible par la réduction des corrélations internes, par la modification de la distribution statistique de l'information ou encore par regroupement d'informations similaires. Plusieurs fonctions mathématiques sont utilisées pour réaliser de telles transformations. On peut citer notamment la transformée discrète par cosinus (*Discrete Cosine Transformation*-DCT) (Ahmed *et al.*, 1974 ; Ansari and Memon, 2000), la décomposition par ondelettes ou encore la conversion de l'espace de couleur en un autre espace de couleur présentant une corrélation moins forte entre bandes.

La deuxième étape consiste à convertir l'image transformée en une série de symboles favorables à un encodage de plus faible volume. Plusieurs techniques de conversion existent, par exemple l'encodage de séquences par ligne (*Run Length Coding*-RLC) (Arazaki *et al.*, 1991 ; Collet, 1992) ou la partition. L'encodage de séquences par ligne considère les suites de 0 et 1 apparaissant lorsque l'information est exprimée sous forme binaire tel que représenté sur la figure 6. La partition considère le regroupement d'informations voisines en un bloc auquel on attribue un symbole unique.

La troisième et dernière étape est l'encodage des symboles sous une forme compressée. L'encodage génère un flux d'information par assignation d'un code binaire à chaque symbole précédemment défini. La compression à proprement parler intervient uniquement lors de cette étape. L'encodage est effectué avec ou sans pertes suivant les objectifs définis.

2.2.1. Encodage sans perte

Rappelons que l'objectif de la compression sans perte est de minimiser les volumes de données à gérer tout en conservant l'intégralité de l'information (Karam, 2000). L'image apparaît sous un format provisoire. La réversibilité est assurée en conservant la table de correspondance des symboles avec la situation d'origine. Plusieurs approches existent pour un encodage sans perte d'information. Le principe général de la compression sans perte consiste à assigner le plus petit code binaire au symbole le plus fréquent de manière à réduire le volume d'information. Ce principe est connu sous le nom d'encodage à longueur variable (*Variable-Length Coding* VLC) ou encodage d'entropie (Karam, 2000). Il a donné naissance à plusieurs techniques d'encodage notamment l'encodage de Huffman et l'encodage arithmétique.

Un cas particulier de données image se prêtant particulièrement bien à la compression sans perte est celui des données thématiques tels que les cartes numérisées ou les images classées de télédétection. Elles ont l'avantage d'être constituées d'un nombre restreint de valeurs de pixel; il est donc aisé de les compresser sans pertes même à des taux élevés.

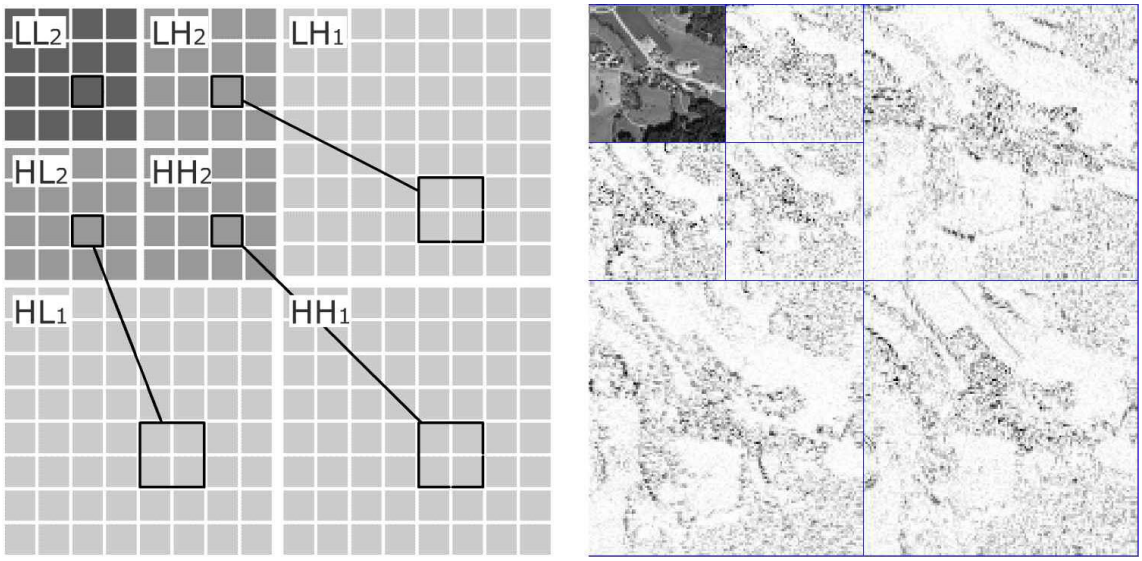


FIGURE 3 Décomposition d'image en sous-bandes de hautes-fréquences. *Wavelet decomposition of an image in high-frequency subbands.*

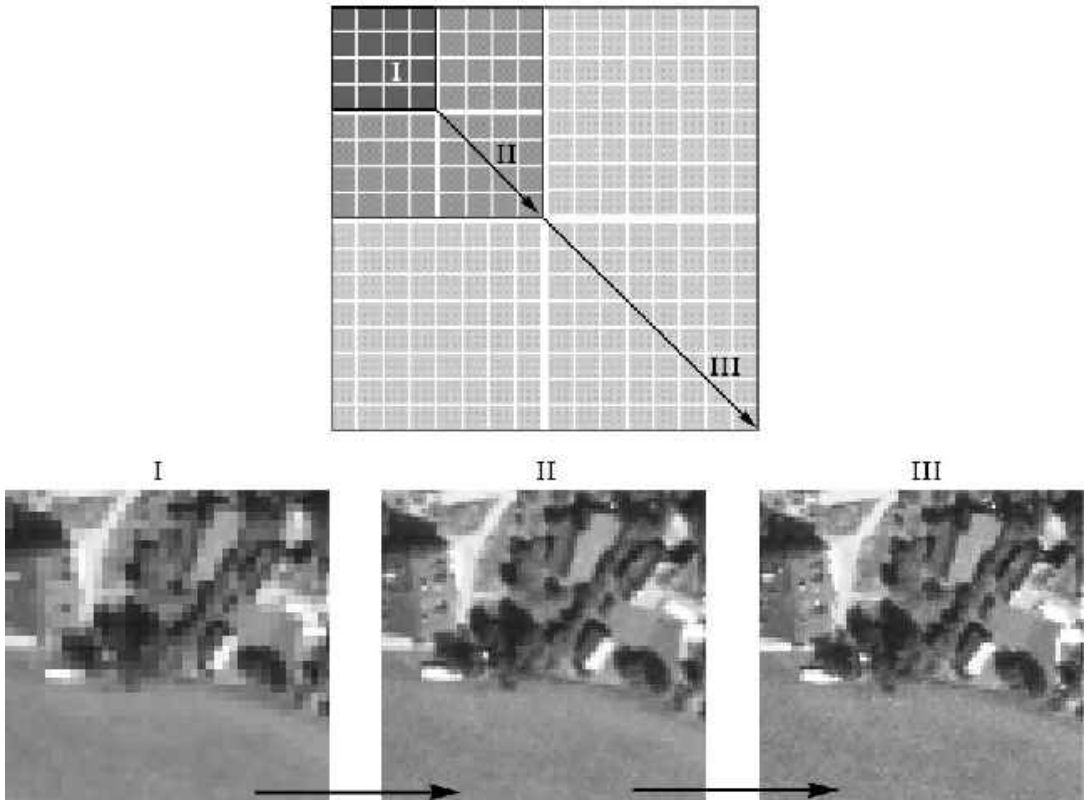


FIGURE 4 Accès progressif à l'information. *Progressive data access.*

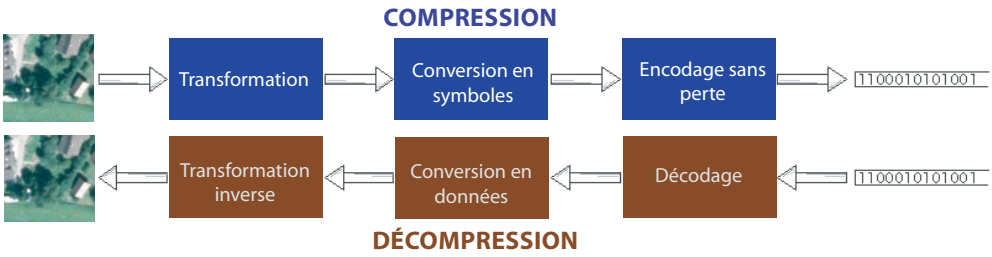


FIGURE 5 Processus global de compression – décompression. *Global compression process (encoder-decoder).*

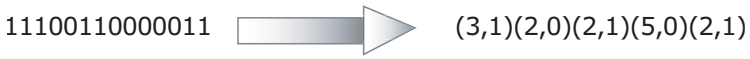


FIGURE 6 Encodage de segments par ligne. *Run Length Coding*

2.2.2. Encodage avec perte

L'objectif de la compression avec perte est avant tout de minimiser les volumes de données à gérer ou à transférer, tout en tolérant un niveau contrôlé de perte de qualité informative et visuelle. Le principe de base consiste à éliminer l'information qui n'affecte pas ou peu l'aspect visuel. On connaît plusieurs techniques d'encodage et processus de ce type. Nous les présentons dans le sens du plus simple (modification d'encodage et composantes principales) vers les plus complexes faisant intervenir la décomposition par ondelettes.

Parmi les approches simples, deux sont couramment mises en œuvre dans le domaine des imageries aérienne et satellitaire. La première consiste à modifier la taille de l'encodage par la réduction d'une image encodée en 24 bits (RVB) en une image 8 bits en modifiant le palette de couleurs composites. Cette technique, simple et efficace, réduit la taille de l'image d'un facteur trois. Il est important de noter que le passage d'un encodage à 24 bits (16 millions de couleurs) à 8 bits (256 couleurs) peut impliquer des déviations pour des zones étendues ou présentant une forte hétérogénéité de valeurs spectrales. De ce fait, l'aspect visuel du rendu final peut présenter un aspect très dégradé. La seconde technique permet de réduire la taille d'une image multibande en la concentrant uniquement sur l'information contenue dans les trois premières composantes d'une transformée en composantes principales. Cette approche offre un résultat souvent difficile à interpréter visuellement.

Plusieurs approches plus complexes sont également exploitées en compression avec perte.

La technique d'encodage par pavés (*Block Truncation Coding* BTC) (Delp *et al.*, 2000) considère une fenêtre carrée d'analyse ou bloc. Sur chacun des blocs, la moyenne ainsi que l'écart type des valeurs spectrales sont calculés. On attribue la valeur 0 aux valeurs spectrales inférieures à la moyenne et la valeur 1 aux valeurs spectrales supérieures. On obtient ainsi une image, composée uniquement de 1 et de 0, aisée à encoder, à cette étape, sans perte (figure 7). La dégradation du niveau de qualité de l'information survient du fait de la réduction des valeurs initiales à celle de la moyenne additionnée ou soustraite de l'écart type. De plus, ce même niveau de qualité de l'information est fonction de la taille des pavés choisie. Lors de la phase de décodage (figure 8), chaque pixel se voit attribuer la valeur de la moyenne additionnée ou soustraite de la valeur de l'écart type, selon la valeur 1 ou 0 qu'il a reçue lors de la phase d'encodage. Le taux de compression est conditionné par la taille du bloc d'analyse.

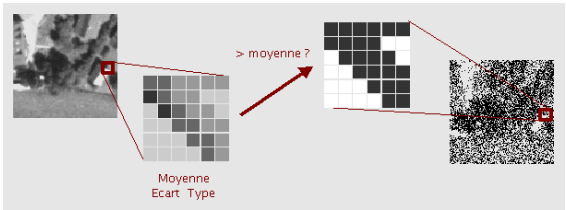


FIGURE 7 Encodage par blocs. *Block Truncating Coding.*

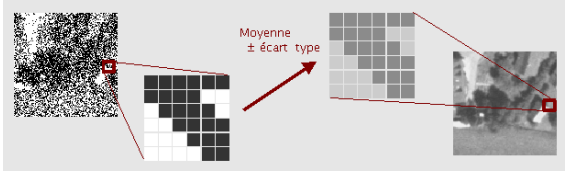


FIGURE 8 Décodage par blocs. *Block Truncating Decoding.*

La technique d'encodage par ondelettes (Davis and Nosratinia, 1998 ; Xiang and Ramchadran, 2000) consiste en une compression des différentes sous-bandes obtenues de la décomposition de l'image originale (section 2.1.).

2.2.3. Algorithmes évalués

L'évaluation que nous proposons porte sur différents algorithmes choisis parmi les formats standards et propriétaires (dont les droits d'usage relèvent de la propriété privée) actuellement sur le marché et sur un algorithme encore au stade de la recherche. L'objectif est de fournir une référence sur l'évolution des algorithmes et des stratégies de compression adoptée depuis la fin des années 1980 jusqu'à aujourd'hui.

Il y a deux formats standards, respectivement ancienne et nouvelle générations : la norme JPEG Standard (notée par la suite JPEG Std) et JPEG 2000 en cours d'approbation par la communauté internationale (notée par la suite JPEG 2k). Ces deux normes sont le fruit du travail du Joint Photographic Experts Group.

Le format **JPEG Std** a fait l'objet d'une normalisation. Il est le standard de compression dans les domaines des images de multimédia, médicales ou de télédétection. La norme JPEG Std traite à la fois de compression avec perte et de compression sans perte. La première, sans perte, se compose d'une phase initiale de transformation par DCT, suivie d'une phase de quantification et de conversion en symbole, puis de l'encodage des symboles selon l'algorithme de Huffman.

Le format **JPEG 2k**, autre norme du même groupe J.P.E.G., appartient à la nouvelle génération de standard de compression basée sur la technique des ondelettes.

Deux formats propriétaires utilisant une approche de compression par ondelette sont actuellement exploités dans le domaine de la télédétection et de la photogrammétrie : MrSid de la firme LizardTech et ECW de la compagnie ERMapper.

Le format de compression **MrSid** (MultiResolution Seamless Image Database) permet la compression d'images de télédétection par les ondelettes. Orienté pour la compression de données géoréférencées, MrSid conserve la globalité de l'information relative au positionnement de l'image dans l'espace géographique.

Le format de compression **ECW** (*Enhanced Compression Wavelets*) présente les mêmes caractéristiques techniques générales que son concurrent MrSid.

Le dernier algorithme choisi prend en compte le système de perception visuelle humaine (*Human Vision System* HVS). Malgré l'extrême complexité de la vision humaine, plusieurs variables de comportement sont identifiables. Il devient donc possible d'orienter, au cours de la procédure de compression, des réductions d'informations jugées moins importantes visuellement que d'autres. On agit sélectivement en référence aux propriétés de notre système visuel ! Ces variables sont le contraste et la texture de l'image. La conservation de ces deux paramètres lors de la compression prévaut sur celle de la valeur originale de luminance (Winkler, 2000). L'algorithme **HVS-T** (Nadenau, 2000) présenté est issu du Laboratoire de traitement du signal de l'École polytechnique fédérale de Lausanne (Suisse), dirigé par le Professeur M. Kunt. Il n'est pour l'instant pas prévu de le faire évoluer vers un nouveau format de compression.

2.3. Analyse qualitative des images compressées

L'analyse qualitative est effectuée sur les images issues de la compression par les algorithmes sélectionnés, soit JPEG Std, JPEG 2k, MrSid, ECW et HVS-T. Deux taux de compression distincts ont été choisis : 25 fois correspondant à une réduction moyenne et 75 fois correspondant à une forte réduction de la taille de l'image. Ce choix est représentatif des situations fréquemment rencontrées en traitement d'image.

Les critères retenus pour notre évaluation sont la conservation du contenu thématique, en d'autres termes la conservation de la capacité interprétative de l'image et la conservation de la géométrie des objets.

Nous n'avons pas procédé, comme l'ont fait certains auteurs, notamment Garguet-Duport (1994), à une évaluation systématique de la capacité interprétative offerte par l'image selon le mode de compression. Il s'agirait de soumettre l'image à plusieurs interprètes et de comparer le nombre de catégories d'occupation du sol qu'ils sont capables de déceler. Une telle approche compléterait la nôtre qui s'est limitée à une appréciation visuelle simple.

2.4. Analyse quantitative des images compressées

L'analyse quantitative des résultats de la compression se réfère à la mesure de plusieurs indicateurs statistiques. Le choix des indicateurs repose principalement sur des indicateurs conventionnels à l'analyse de qualité visuelle d'image. De plus, certains indicateurs sélectionnés sont intégrés à la méthode d'analyse de qualité proposée par Wald *et al.* (1997). Les indicateurs de qualité retenus pour la présente analyse peuvent être classés en deux catégories que sont les indicateurs globaux, portant sur la statistique de l'image considérée dans sa globalité, et les indicateurs locaux, rendant compte des différences locales observées entre l'image originale et l'image compressée. Une hiérarchisation des indicateurs est proposée, allant du plus global et simple au plus local et complexe.

Les indicateurs globaux retenus sont le biais et la différence de variance ainsi que l'écart type de l'image de différence et l'entropie. Ces deux derniers présentent toutefois un avantage dans la mesure où ils expriment également la distribution statistique de l'erreur sur les valeurs spectrales produites par la compression. Les indicateurs locaux retenus sont la corrélation et le *Peak Signal Noise Ratio*.

2.4.1. Biais

Le biais est la mesure de l'écart entre les moyennes des valeurs de pixels observées sur l'image originale et sur l'image compressée. Le biais relatif considère le rapport entre le biais absolu et la moyenne des valeurs de pixels de l'image originale. Dans le cas idéal, les valeurs de biais absolu et relatif mesurées devraient être nulles.

2.4.2. Différence de variance

La différence de variance absolue considère la différence des valeurs de variance observées dans l'image originale et dans l'image compressée. La différence de variance relative considère le rapport entre la différence de variance absolue et la variance de l'image originale. Une perte de variance lors de la compression est significative d'une perte d'information, par exemple par lissage de l'image, et se traduit par une différence de variance positive. À l'inverse, un gain de variance lors de la compression est significatif d'un apport d'information lors de la compression et se traduit par une différence de variance négative. Tout apport d'information lors de la compression ne peut être qu'artificiel, par exemple par injection de texture, et n'améliore en rien la qualité informative de l'image.

2.4.3. Écart type de l'image de différence

L'écart type de l'image de différence, résultant de la différence entre l'image originale et l'image compressée, est une mesure de la distribution statistique de l'erreur induite par la compression.

2.4.4. Entropie

Le calcul de l'entropie (Shannon, 1948) offre une mesure du niveau informatif théorique et statistique de l'image compressée par comparaison à la valeur d'entropie de l'image originale (figure 9). De plus, le suivi de l'évolution de la valeur de l'entropie en fonction du taux de compression appliqué à l'image (figure 10) est un bon indicateur des effets produits par chaque opération. La probabilité d'apparition p_i (équation 1) de la valeur i se calcule selon le modèle suivant avec N_i ($0 < i < 255$) le nombre de pixels présentant la valeur i et n le nombre total de pixels :

$$p_i = \frac{N_i}{N} \qquad (1)$$

L'entropie E peut alors être dérivée de p_i selon la formule suivante (équation 2) :

$$E = -\sum_{i} p_i \,.\, \log_2 p_i \qquad (2)$$

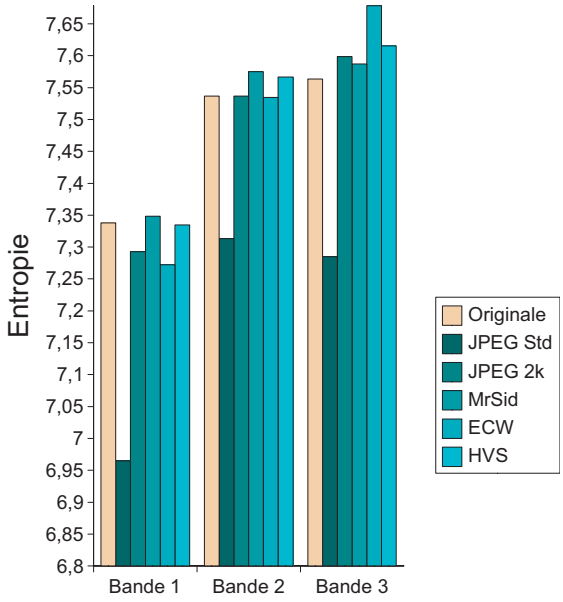


FIGURE 9 Comparaison de la valeur d'entropie calculée pour les différents algorithmes à celle de l'image originale pour un taux de compression de 75 fois. *Entropy value comparison for a compression rate of 75×.*

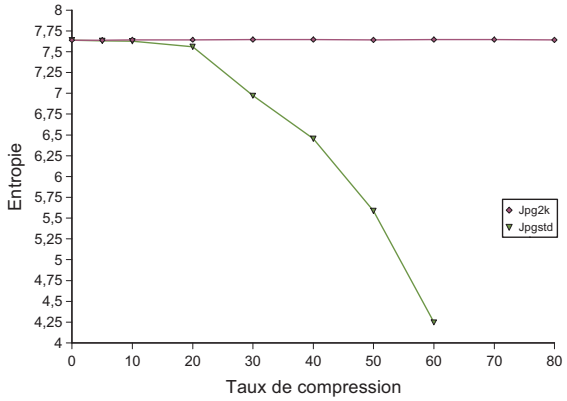


FIGURE 10 Évolution de la valeur d'entropie en fonction du taux de compression appliqué pour les algorithmes JPEG Std et JPEG 2k. *Entropy value evolution according to the applied compression rate for JPEG Std and JPEG 2k algorithms.*

2.4.5. Corrélation

La corrélation observée entre l'image originale et l'image compressée est une mesure de la fidélité numérique du résultat de la compression. En effet, cet indicateur local permet de mettre à jour les écarts à l'image originale à l'échelle du pixel. Idéalement, la corrélation devrait être égale à la valeur maximale de 1. Une faible valeur de corrélation met en évidence une faible fidélité numérique de l'image compressée à l'image originale.

2.4.6. Peak Signal Noise Ratio (PSNR)

Le *PSNR, comme rappelé par* Winkler (2000), est une mesure en décibel de la fidélité de l'image compressée à l'image d'origine. Elle se base sur le calcul de l'erreur quadratique moyenne *MSE* (équation 3) entre l'image d'origine $\tilde{I}$ et l'image compressée J :

$$MSE = \frac{1}{X \cdot Y} \cdot \sum_{x} \sum_{y} [I(xy) - \tilde{I}(xy)]^2 \qquad (3)$$

Son expression est la suivante (équation 4) :

$$PNSR = 10 \cdot \log\left(\frac{m^2}{MSE}\right) \qquad (4)$$

avec x et y les coordonnées des pixels de luminance $\tilde{I}$ et J, X et Y le nombre total de lignes et de colonnes de l'image, et m la valeur maximale que peut prendre un pixel (par exemple 255 dans le cas d'une image 8 bits).

Notons que le calcul de l'erreur quadratique moyenne donne une valeur de l'écart à l'image d'origine alors que le *PSNR* fournit une valeur de la fidélité de l'image compressée à l'image originale.

3. RÉSULTATS

Les résultats obtenus par compression de l'imagette choisie proviennent de deux types d'analyse. Une première analyse qualitative des résultats porte sur la discussion des pertes de qualité visuelle survenues lors de la compression par les algorithmes mentionnés. Une seconde analyse présente plusieurs indicateurs statistiques et quantitatifs révélateurs de la détérioration de l'information compressée. Notons que notre examen des performances de compression ne porte pas sur les aspects informatiques tels que la rapidité d'exécution ou le matériel requis.

3.1.1. Résultats d'analyse qualitative

Les résultats d'analyse qualitative effectuée sur les différentes images (figure 11) pour chacun des algorithmes sélectionnés sont les suivants.

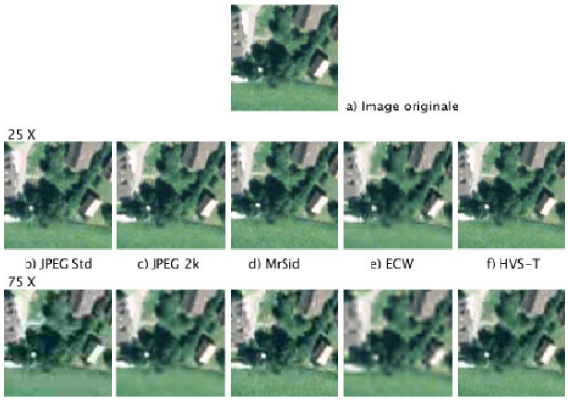


FIGURE 11 Compression à des taux de 25 et 75 fois à l'aide des différents algorithmes. *b)* JPEG Std ; *c)* JPEG 2k ; *d)* MrSid ; *e)* ECW ; *f)* HVS-T ; l'image a correspond à l'image originale. *Compression at 25× and 75× rate with algorithms.* b) *JPEG Std ;* c) *JPEG 2k ;* d) *MrSid ;* e) *ECW ;* f) *HVS-T ; a image corresponds to the original one.*

L'algorithme de **JPEG Std** (figure 11b) montre des limites à sa capacité à compresser l'information à des taux élevés tout en conservant une qualité visuelle satisfaisante. Elles sont principalement dues à l'approche par fenêtre de taille fixe (8 × 8 pixels) qui produit un effet de blocs visible sur l'image. Cet effet est, de surcroît, renforcé par le lissage des couleurs utilisées. La géométrie des objets visibles sur l'image est également affectée par cette compression en blocs.

L'algorithme de **JPEG 2k** (figure 11c), membre de la famille des compressions par ondelettes, ne produit plus les effets indésirables observés pour le

JPEG Std car l'analyse par fenêtre de taille fixe est remplacée par une fenêtre d'analyse de taille variable. L'algorithme présente toutefois un inconvénient car il implique un effet de lissage de l'information. Il est dû à la compression avec pertes des sous-bandes de hautes fréquences.

L'algorithme **MrSid** (figure 11d) de la compagnie LizardTech exploite une compression par ondelettes; il présente également des effets non désirés de lissage. Néanmoins, ceux-ci sont rendus acceptables d'un point de vue visuel par injection, lors de la décompression, d'une texture sous forme de bruit aléatoire. Cette technique n'améliore en rien la fidélité numérique de la compression, mais tend à donner à l'image un aspect naturel visuellement plus agréable.

L'algorithme **ECW** (figure 11e) basé aussi sur une approche par ondelettes, produit, à l'instar de JPEG 2k, un lissage relativement important. Il en résulte une perte de lisibilité du contour des objets affectant ainsi la capacité de déterminer leur géométrie.

L'algorithme **HVS-T** (figure 11f) paraît offrir les meilleurs résultats visuels en basant l'ensemble du processus de compression-décompression sur les caractéristiques de la perception humaine. Ceci est rendu possible, d'une part, par l'élimination ciblée des données dénuées de contenu informatif lors de la compression et, d'autre part, par l'injection de texture lors de la décompression de l'image. Cette dernière opération n'est pas aléatoire comme c'est le cas pour les autres algorithmes présentés mais prend en compte également les propriétés de la perception humaine et la texture initiale.

3.2. Résultats de l'analyse quantitative

Les résultats de l'analyse quantitative des images compressées permettent de mettre à jour certains artefacts résultants de la compression d'image. La portée ainsi que l'aptitude de chacun des indicateurs statistiques à évaluer la qualité visuelle d'une image est confrontée aux résultats d'analyse qualitative présentée à la section 3.1. L'ensemble des résultats obtenus pour les indicateurs sélectionnés est restitué au sein du tableau 1.

3.2.1. Biais

Le biais, indicateur simple de mesure de l'écart de l'image compressée à l'image originale, met en évidence la supériorité des algorithmes de compression par ondelettes JPEG2k et HVS-T par les faibles valeurs observées (tableau 1). La différence, faible mais néanmoins perceptible, entre les deux algorithmes cités, et au désavantage de HVS-T, s'explique par le mécanisme d'injection de texture utilisé par ce dernier. Ceci a pour effet d'accroître l'écart à l'origine. Les algorithmes JPEG Std et ECW, bien que basés sur des technologies différentes, présentent un comportement similaire se traduisant par un faible biais dans deux des trois bandes et un fort biais négatif pour la troisième. Enfin, l'algorithme MrSid présente un fort biais pour l'ensemble des bandes dénotant un décalage prononcé entre la distribution statistique du contenu de l'image originale et de l'image compressée.

3.2.2. Différence de variance

À l'instar des résultats obtenus par analyse du biais, les algorithmes JPEG2k et HVS-T présentent des différences de variance faibles (tableau 1) témoin d'une bonne fidélité de la variabilité de l'information entre les images originale et compressée. Les valeurs positives observées dénotent un faible effet de lissage de l'image pouvant être interprété comme une légère perte d'information lors de la compression. L'algorithme MrSid présente d'excellents résultats de différence de variance par des valeurs faibles et positives. Ceci souligne la déformation de l'image par compression à l'aide MrSid en lui faisant subir un simple décalage à la distribution statistique des valeurs de pixels mentionnée précédemment (section 3.2.1) et non un étalement de celle-ci. Les résultats de différences de variance obtenus pour l'algorithme JPEG Std se caractérisent par une valeur moyenne. De plus, on observe des valeurs tant positives, pour les bandes 2 et 3, que négatives, pour la bande 1. L'apparition de valeurs positives pouvant être attribuée à un effet de lissage lors de la compression, une valeur négative est le signe d'une injection artificielle d'information au sens statistique du terme. Ceci n'améliore toutefois en rien la qualité informative de l'image. Enfin, l'algorithme ECW présente de faibles résultats. Cette observation, faite au travers des fortes valeurs positives de différence de variance, dénote un lissage important de l'information qui a pour incidence une forte dégradation de la qualité visuelle de l'image compressée. Ces résultats corroborent les résultats de l'analyse qualitative présentés ci-dessus (section 3.1).

TABLEAU 1 Valeurs d'analyse quantitative des résultats de compression. *Values of the quantitative analysis of the compression results.*

	Img orig			Img jpg std			Img jpg 2k		
Bande	1	2	3	1	2	3	1	2	3
Moyenne	110,080	132,060	97,077	110,503	132,007	96,962	110,048	132,062	97,108
Écart type	47,634	53,493	61,969	47,863	53,092	60,489	47,045	52,760	61,236
Biais				-0,423	0,053	0,115	0,032	-0,002	-0,031
Biais relatif				-0,38	0,04	0,12	0,03	0,00	-0,03
Diff. de variance				-21,869	42,741	181,238	55,766	77,883	90,309
Diff. relative de variance				-45,910	79,899	292,465	117,072	145,596	145,733
Coeff de corrélation				0,9474	0,9667	0,9782	0,9605	0,9720	0,9846
Coeff de corrélation moyen						0,9641			0,9723
Écart type de l'image de différence				9,326	7,703	7,604	8,124	6,984	6,287
Écart type relatif de l'image de différence				8,472	5,833	7,833	7,380	5,289	6,476
Entropie	7,34	7,54	7,56	6,96	7,31	7,28	7,29	7,54	7,6
PSNR				27,38	28,74	28,79	28,04	29,44	30,07

	Img ecw			Img mrsid			Img hvs		
Bande	1	2	3	1	2	3	1	2	3
Moyenne	110,048	132,039	97,621	109,280	131,311	96,428	110,060	132,008	97,165
Écart type	45,043	51,428	59,688	47,596	53,391	61,413	47,063	52,691	60,969
Biais	0,032	0,021	-0,544	0,800	0,749	0,649	0,020	0,052	-0,088
Biais relatif	0,03	0,02	-0,56	0,73	0,57	0,67	0,02	0,04	-0,09
Diff. de variance	240,126	216,662	277,500	3,619	10,902	68,600	54,072	85,160	122,938
Diff. relative de variance	504,107	405,028	447,804	7,597	20,381	110,701	113,516	159,198	198,386
Coeff de corrélation	0,9418	0,9583	0,9743	0,9431	0,9757	0,9868	0,9548	0,9665	0,9810
Coeff de corrélation moyen			0,9582			0,9685			0,9675
Écart type de l'image de différence	10,518	9,518	9,158	10,671	7,803	6,256	8,147	7,011	6,365
Écart type relatif de l'image de différence	9,555	7,207	9,434	9,694	5,909	6,444	7,401	5,309	6,557
Entropie	7,27	7,53	7,68	7,35	7,58	7,59	7,33	7,57	7,62
PSNR	27,88	28,69	29,27	27,49	28,94	29,44	27,68	28,64	29,21

3.2.3. Écart type de l'image de différence

L'écart type de l'image de différence entre l'image originale et l'image compressée met en évidence une faible variabilité de l'erreur pour la compression à l'aide des algorithmes JPEG2k et HVS-T (tableau 1). L'algorithme JPEG Std présente une valeur moyenne d'écart type, laquelle s'explique par l'effet de blocs généré lors de la compression. Les algorithmes MrSid et ECW présentent quand à eux des résultats caractérisés par de forts écarts type. Les fortes valeurs observées dans le cas de l'algorithme MrSid s'expliquent en partie par le décalage imposé à la distribution statistique de l'information compressée (section 3.2.1). Dans le cas de l'algorithme ECW, les valeurs observées sont le fruit du lissage important appliqué lors de compression (section 3.2.2).

3.2.4. Entropie

Malgré sa valeur théorique, cet indicateur de perte de qualité par compression ne permet pas de quantifier les pertes de manière adéquate en présence d'algorithme de compression par ondelettes. En effet, comme l'indique la mesure de l'évolution de la valeur d'entropie en fonction du taux de compression appliqué, on observe une stabilité de l'indicateur malgré une perte visuelle de qualité. Ceci est principalement dû au processus d'injection de bruit lors de la phase de décompression de l'image.

3.2.5. Corrélation

L'analyse de corrélation entre l'image d'origine et l'image compressée offre les résultats suivants. Les algorithmes JPEG2k et HVS-T présentent des taux de corrélation élevés, lesquels corroborent les résultats obtenus jusqu'alors avec les indicateurs globaux. À nouveau, le mécanisme d'injection de texture utilisé dans l'algorithme HVS-T implique une légère baisse du taux de corrélation en comparaison avec les performances de l'algorithme JPEG2k. Les algorithmes MrSid et JPEG Std présentent des taux de corrélation moyen avec l'image originale. Ces résultats s'expliquent, pour le premier, par l'effet de décalage de la distribution statistique déjà mentionnée (section 3.2.1) et, pour le second, par l'effet de blocs propre à la compression par JPEG Std. Enfin, l'algorithme ECW présente le plus faible taux de corrélation expliqué partiellement par la forte différence de variance observée (section 3.2.2).

3.2.6. Peak Signal Noise Ratio (PSNR)

Les résultats obtenus par la mesure du *PSNR* sont les suivants (figures 12 et 13). D'abord, la fidélité de l'image compressée à l'image d'origine baisse en fonction du taux de compression appliqué suivant

une loi logarithmique (figure 12). Ensuite, les algorithmes de compression par ondelettes offrent des résultats sensiblement meilleurs que les algorithmes traditionnels du type JPEG Std (figures 12 et 13).

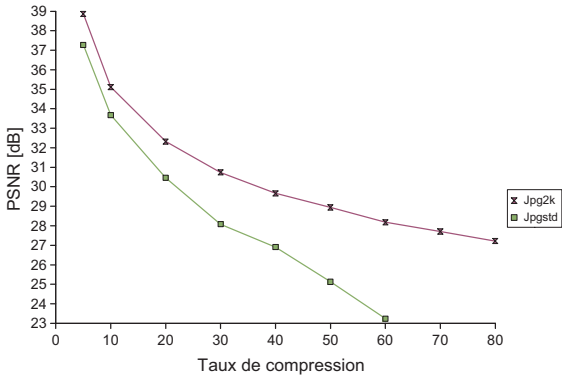


FIGURE 12 Évolution de la valeur de *Peak Signal Noise Ratio* en fonction du taux de compression appliqué pour les algorithmes JPEG Std et JPEG 2k. *Peak Signal Noise Ratio value evolution according to the applied compression rate for JPEG Std and JPEG 2k algorithms.*

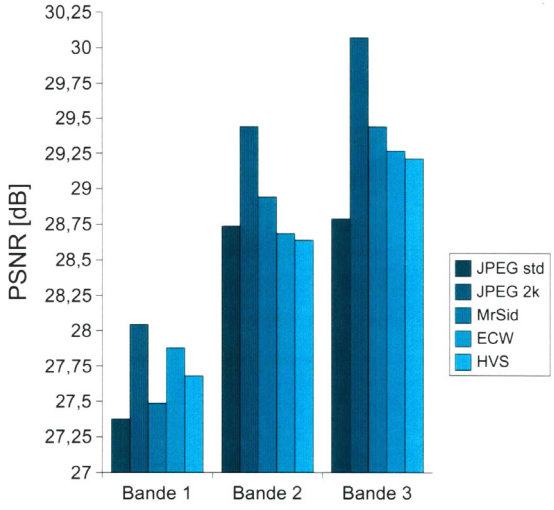


FIGURE 13 Comparaison de la valeur de *Peak Signal Noise Ratio* pour les différents algorithmes à un taux de compression de 75 fois. *Peak Signal Noise Ratio value comparison for a compression rate of 75×.*

Enfin, l'algorithme JPEG 2k offre les meilleurs résultats de fidélité numérique, laquelle se traduit par une valeur de PSNR élevée en raison d'une erreur quadratique moyenne faible (figure 11). Cette observation va à l'encontre de la qualité visuelle offerte par ce même algorithme comparativement aux autres algorithmes de compression par ondelettes. L'absence d'injection de texture, fortement utilisée par les autres algorithmes et en particulier par HVS-T, a pour effet d'augmenter la valeur de l'erreur quadratique moyenne mesurée. La réinjection artificielle de bruit lors de décompression de l'image leurre ainsi les indicateurs métriques de qualité ou de fidélité.

4. DISCUSSION

L'ensemble des analyses effectuées mettent en avant la supériorité globale des algorithmes de compression par ondelettes en comparaison à leurs homologues traditionnels tels que JPEG Std. De manière plus détaillée, on observe que la phase de compression à proprement parler n'explique pas à elle seule les résultats obtenus. En effet, les mécanismes mis en œuvre lors de la décompression de l'information à des fins d'amélioration du rendu visuel de l'image jouent un rôle prépondérant sur la qualité visuelle obtenue, notamment par réinjection de texture et sur la fidélité numérique de l'image compressée à l'originale.

L'analyse quantitative révèle que les indicateurs statistiques de perte d'information, engendrée par compression, ne permettent pas forcément de rendre compte de la qualité visuelle du résultat de la compression, du fait de leur incapacité à faire la différence entre un bruit réel de l'image et un bruit injecté lors de la décompression. Une bonne qualité visuelle de l'image restituée après compression ne va pas forcément de pair avec une bonne fidélité numérique à l'image originale, phénomène expliqué notamment par l'utilisation de texture lors de la description. En revanche, JPEG 2k qui n'injecte aucun bruit artificiel sous forme de texture conserve mieux l'information originale comme le révèlent les indicateurs numériques, toutefois l'aspect visuel s'en trouve affecté par l'apparition de zones artificiellement lisses. Ainsi, le choix d'un algorithme de compression a faire pour obtenir le meilleur résultat possible est fonction de l'utilisation que l'on entend faire de l'image. Sur le tableau 2, on présente les principales utilisations faites de l'image de télédétection et les confronte aux diverses compressions qu'il est possible de leur appliquer. Un choix plus circonstancié du type de compression appliqué devra être fait au cas par cas, prenant en compte les impératifs techniques ou institutionnels en découlant.

TABLEAU 2 Application potentielle de la compression en regard de l'utilisation faite de l'image. *Potential application of compression according to the image use.*

	Aucune compression	Compression sans perte	Pertes faibles	Pertes moyennes	Pertes substancielles
Fond de plan	***	***	**	**	*
Photointerprétation	***	***	**	*	
Vectorisation	***	***	*		
Classification	***	***			
Extraction de modèle d'altitude	***	***			
Calcul de paramètres physico-chimique	***	***			

5. CONCLUSION

Les algorithmes de compression sans perte et ceux avec perte traditionnels du type JPEG Std montrent leurs limites car la qualité visuelle des images produites baisse rapidement avec l'augmentation du taux de compression. Les algorithmes de nouvelles génération permettent quant à eux de dépasser les limites évoquées par l'utilisation de nouvelles approches telles que celles par ondelettes. Les performances qualitatives de ces nouveaux algorithmes allient une excellente qualité visuelle à des taux élevés de compression.

Considérant l'ensemble des résultats obtenus, tant par les analyses qualitative que quantitative, les algorithmes de compression par ondelettes sont satisfaisants pour la compression d'image de télédétection en regard des pertes engendrées. La maîtrise des pertes devrait passer par une série d'indicateurs rendant compte de la fidélité de l'image compressée à l'information originale. Cependant, les outils de compression actuels commerciaux tels que MrSid et ECW ne proposent pas de tels indicateurs. De surcroît, ils fonctionnent selon le principe d'une boîte noire ne donnant aucune indication sur les traitements appliqués hormis le fait qu'il exploite une compression par ondelettes.

L'utilisation de l'image et les impératifs techniques ou institutionnels en découlant dictent, en définitive, la pertinence du recours à un mode de compression plutôt qu'un à autre.

Références bibliographiques

Ahmed, N., Natrajan, T. and Rao, K.R. (1974) Discrete Cosine Transform. IEEE Transactions on Computers C-23, p. 90-93.

Ansari, R. and Memon, N. (2000) The JPEG Lossy Image Compression Standard. p. 513-526, in A. Bovik (réd.) Handbook of Image and Video Processing. Academic Press, London, 891 p.

Arazaki, S., Saigusa, M., Hashiguchi, S., Ohki, M., Uchiyama, M. and Itoh, F. (1991) Image Data-Compression by DCT with adaptative Run-Length Coding. IEEE Transactions on Consumer Electronics, vol. 37, n°4, p. 860-866.

Caloz, R. et Collet, C. (2001) Traitements numériques d'images de télédétection, Précis de télédétection - Volume 3. Presses de l'Université du Québec/AUF, Québec, 402 p.

Cohen, A. (1992) Ondelettes et traitement numérique du signal. Paris, Masson, 205 p.

Collet, C. (1992) Systèmes d'information géographique en mode image. Collection Gérer l'environnement, Presses Polytechniques Universitaires, Lausanne, 186 p.

Daubechies, I. (1992) Ten lectures on wavelets. Conference Board of the Mathematical Sciences SIAM, vol. 61, p. 194-202.

Davis, G.M. and Nosratinia, A. (1998) Wavelet-based Image Coding : An Overview. IEEE Transactions on Image Processing, vol. 7, n°2, p. 141-154.

Delp, E.J., Saenz, M. and Salama, P. (2000) Block Truncating Coding, p. 475-484, in A. Bovik (réd.) Handbook of Image and Video Processing. Academic Press, London, 891 p.

Garguet-Duport, B. (1994). Fusion d'images et télédétection en écologie du paysage. Application à l'étude structurale d'un corridor fluvial alpin, Thèse de doctorat, Université Joseph Fourier, Grenoble, 356 p.

Karam, L.J. (2000) Lossless Coding. p. 461-474, in A. Bovik (réd.) Handbook of Image and Video Processing. Academic Press, London, 891 p.

Mallat, S.G. (1989) A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet transform. IEEE Transactions on Pattern Analalysis and Machine Intelligence, vol. 11, p. 674-693.

Moulin, P. (2000) Multiscale Image Decompositions and Wavelets. p. 289-300, in A. Bovik (réd.) Handbook of Image and Video Processing. Academic Press, London, 891 p.

Nadenau, M. (2000) Integration of Human Color Vision into High Quality Image Compression. Thèse de doctorat no 2296, École Polytechnique Fédérale de Lausanne, 190 p.

Shannon, C.L. (1948) A mathematical theory of communications, Bell Systems Technology Journal, vol. 27, p. 379-423 et 623-656.

Wald, L. Ranchin, T. and Mangolini, M. (1997) Fusion of satellite images of different spatial resolutions: Assessing the quality of resulting images. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, vol. 63, n°3, p. 691-699.

Winkler, S. (2000) Vision Models and Quality Metrics for Image Processing Applications. Thèse de doctorat no 2313, École Polytechnique Fédérale de Lausanne, 156 p.

Xiong, Z. and Ramchadran, K. (2000) Wavelet Image Compression, p. 495-512, in A. Bovik (réd.) Handbook of Image and Video Processing. Academic Press, London, 891 p.